



Вся система была построена с использованием недорогой электроники и управлялась следующими элементами:

- микроконтроллером, отвечающим за подачу сигналов к движениям шаговых двигателей и получение сигналов от концевиков;
- портативным компьютером, отвечающий за сбор и обработку данных с камеры и сохранение данных в накопитель.

Заключение

В статье представлена интеллектуальная система управления комплексом «УРТК» с использованием системы технического зрения для подсчета колоний микроорганизмов на чашках Петри. В работе для обработки изображения используется нейронная сеть и алгоритм кругового преобразования Хафа. Предложенный алгоритм позволяет автоматизировать и тем самым сократить время подсчета колоний микроорганизмов на чашках Петри.

Литература

- 1 Саитова Г.А., Камильянов К.Н., Михайлов А.С. Программы управления учебным робототехническим комплексом [Текст]. В сборнике: Перспективные информационные технологии (ПИТ 2019) Труды Международной научно-технической конференции/Под ред. С.А. Прохорова. – Самара: Издательство Самарского научного центра РАН, 2019. – 406 с.
- 2 Ежова К.В. Моделирование и обработка изображений [Текст]: учеб. пособие. – СПб: НИУ ИТМО, 2011. – 93 с.
- 3 Гонсалес Р. Цифровая обработка изображений в среде *MATLAB* [Текст] – М., Техносфера, 2006. – 616 с.

А.А. Садовский, О.П. Солдатова

СРАВНИТЕЛЬНЫЙ АНАЛИЗ МАТЕМАТИЧЕСКИХ МОДЕЛЕЙ ФИНАНСОВЫХ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ

(Самарский университет)

Анализ временных рядов сводится к решению задачи классификации или прогнозирования. Решение задачи прогнозирования используется во многих сферах деятельности, в финансовой для прогнозирования рыночного тренда, долгосрочных и среднесрочных прогнозов валютных курсов / акций.

Главная проблема в задаче анализа состоит в выборе и построении модели, адекватно отражающей динамику финансовых временных рядов. Модели временных рядов делятся на две группы: статистические и структурные. В статистических моделях зависимость будущего значения от прошлого задается в виде некоторого уравнения. К ним относятся:

- регрессионные модели (линейная регрессия, множественная регрессия, нелинейная регрессия);



- авторегрессионные модели (ARIMA, ARIMAX, GARCH, ARDLN);
- модели экспоненциального сглаживания;
- модель по выборке максимального подобия.

В структурных моделях зависимость будущего значения от прошлого задается в виде некоторой структуры и правил перехода по ней. К ним относятся:

- нейросетевые модели;
- модели на базе цепей Маркова;
- модели на базе классификационно-регрессионных деревьев.

Для анализа выбраны модель линейной регрессии, модель ARIMA и нейросетевая модель LSTM.

Линейная регрессия – модель линейной зависимости одной переменной от другой или от нескольких других переменных. Линейная регрессия некоторой зависимой переменной y на наборе независимых переменных $x = (x_1, \dots, x_r)$, где r – это число предсказателей, задаётся уравнением: $y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_r x_r + \varepsilon$. $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_r$ – коэффициенты регрессии, и ε – случайная ошибка. Для каждого результата наблюдения $i = 1, \dots, n$, оценочный или предсказанный ответ $f(x_i)$ должен быть как можно ближе к соответствующему фактическому ответу y_i . Разницы $y_i - f(x_i)$ для всех результатов наблюдений называются остатками. Регрессия определяет лучшие прогнозируемые веса, которые соответствуют наименьшим остаткам. Для получения лучших весов, нужно минимизировать сумму остаточных квадратов (SSR) для всех результатов наблюдений: $SSR = \sum_i (y_i - f(x_i))^2$. Этот подход называется методом наименьших квадратов.

ARIMA (autoregressive integrated moving average) является обобщением модели авторегрессионного скользящего среднего [1]. Обычно модель упоминается, как ARIMA(p,d,q), где p,d и q — целые неотрицательные числа, характеризующие порядок для частей модели (соответственно авторегрессионной, интегрированной и скользящего среднего). Пусть задан временной ряд X_t , где t — целый индекс и X_t — вещественные числа. Тогда модель ARMA(p,q) задаётся следующим образом:

$$\left(1 - \sum_{i=1}^p \phi_i L^i\right) X_t = \left(1 + \sum_{i=1}^q \theta_i L^i\right) \varepsilon_t,$$

где L — оператор задержки, ϕ_i — параметры авторегрессионной части модели, θ_i — параметры скользящего среднего, а ε_t — значения ошибки. Предполагают, что ошибки ε_t являются независимыми одинаково распределёнными случайными величинами с нормальным распределением с нулевым средним.

ARIMA(p,d,q) получается интегрированием ARMA(p,q).

$$\left(1 - \sum_{i=1}^p \phi_i L^i\right) (1-L)^d X_t = \left(1 + \sum_{i=1}^q \theta_i L^i\right) \varepsilon_t,$$

где d — положительное целое, задающее уровень дифференцирования (если $d=0$, эта модель эквивалентна модели ARMA(p,q)). И наоборот, применяя почленное дифференцирование d раз к модели ARMA(p,q), получим модель ARIMA(p,d,q).



Модель LSTM (long short-term memory) — тип рекуррентной нейронной сети, способный обучаться долгосрочным зависимостям. LSTM хорошо справляется со многими задачами и широко применяются. LSTM-сеть — это искусственная нейронная сеть, содержащая LSTM-модули вместо или в дополнение к другим сетевым модулям. LSTM-модуль — это рекуррентный модуль сети, способный запоминать значения как на короткие, так и на длинные промежутки времени [2]. LSTM-модуль не использует функцию активации внутри своих рекуррентных компонентов. Таким образом, хранимое значение не размывается во времени, и градиент или штраф не исчезает при использовании метода обратного распространения ошибки во времени при тренировке сети.

LSTM-блоки содержат три или четыре «вентилей», которые используются для контроля потоков информации на входах и на выходах памяти данных блоков. Эти вентили реализованы в виде логистической функции для вычисления значения в диапазоне $[0; 1]$. Умножение на это значение используется для частичного допуска или запрещения потока информации внутрь и наружу памяти. Например, «входной вентиль» контролирует меру вхождения нового значения в память, а «вентиль забывания» контролирует меру сохранения значения в памяти. «Выходной вентиль» контролирует меру того, в какой степени значение, находящееся в памяти, используется при расчёте выходной функции активации для блока. (в некоторых реализациях входной вентиль и вентиль забывания воплощаются в виде единого вентиля. Идея заключается в том, что старое значение следует забывать тогда, когда появится новое значение достойное запоминания).

Веса в LSTM-блоке (W и U) используются для задания направления оперирования вентилей. Эти веса определены для значений, которые подаются в блок (включая x_t и выход с предыдущего временного шага h_{t-1}) для каждого из вентилей. Таким образом, LSTM-блок определяет, как распоряжаться своей памятью как функцией этих значений, и тренировка весов позволяет LSTM-блоку выучить функцию, минимизирующую потери. LSTM-блоки обычно тренируют при помощи метода обратного распространения ошибки во времени. На рисунке 1 представлен простой LSTM блок с тремя вентилями.

Традиционная LSTM с вентилями забывания $c_0 = 0$ и $h_0 = 0$ (\circ обозначает произведение Адамара):

$$\begin{aligned}f_t &= \sigma_g(W_f x_t + U_f h_{t-1} + b_f), \\i_t &= \sigma_g(W_i x_t + U_i h_{t-1} + b_i), \\o_t &= \sigma_g(W_o x_t + U_o h_{t-1} + b_o), \\c_t &= f_t \circ c_{t-1} + i_t \circ \sigma_c(W_c x_t + U_c h_{t-1} + b_c), \\h_t &= o_t \circ \sigma_h(c_t),\end{aligned}$$

где x_t - входной вектор,

h_t - выходной вектор,

c_t - вектор состояний,

W , U и b - матрицы параметров и вектор,

f_t , i_t , o_t - векторы вентилей,



f_t - вектор вентиля забывания, вес запоминания старой информации,
 i_t - вектор входного вентиля, вес получения новой информации,
 o_t - вектор выходного вентиля, кандидат на выход,
 σ_g - на основе сигмoиды,
 σ_c - на основе гиперболического тангенса,
 σ_h - на основе гиперболического тангенса, но для LSTM предполагается, что $\sigma_h(x) = x$.

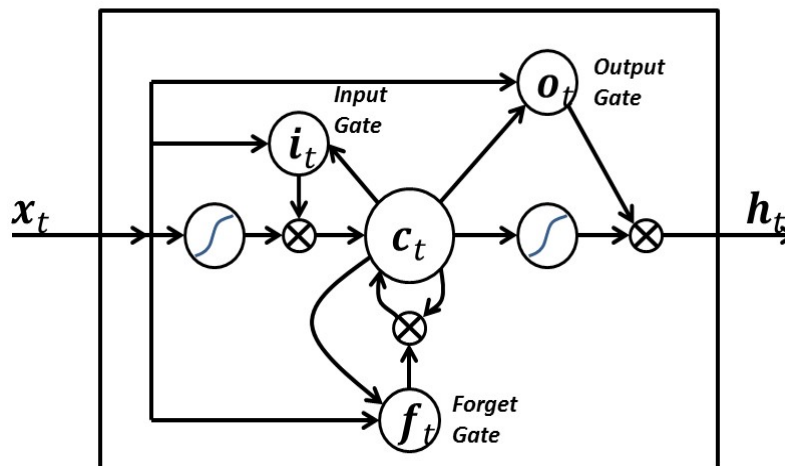


Рисунок 1 – Простой LSTM-блок с тремя вентилями: входным, выходным и забывания

Для тестирования моделей выбраны для использования данные об акциях биржи “NASDAQ”. Исходные данные представляют файл с расширением .csv с данными о цене открытия (цена, по которой ценные бумаги впервые торгуются после открытия биржи в торговый день), максимальной и минимальной цене акций за торговый день, скорректированной цене закрытия (величина, отражающая стоимость этой акции после учета любых корпоративных действий), цене закрытия (цена последней сделки, зарегистрированная при закрытии срочной биржи по окончании рабочего дня) и данные о количестве ценных бумаг, которые были проданы в течение рабочего дня. На рисунке 2 представлен график цен закрытия биржи NASDAQ за последние 5 лет.

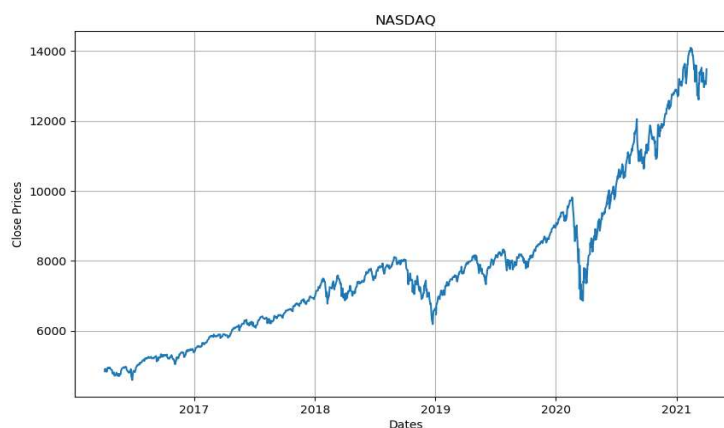


Рисунок 2 – График цен закрытия биржи NASDAQ с 2016 года по настоящее время



Перед тем как приступить к тестированию моделей, нужно проверить исходный ряд на стационарность и, если потребуется, провести нормализацию. Проверка на стационарность будет производиться с помощью теста Дики – Фуллера [3], а нормализация будет выполняться методом Мин-Макс. На рисунке 3 представлен результат предсказания с использованием линейной регрессии. На рисунке 4 изображен результат работы модели ARIMA с оценками производительности. На рисунке 5 представлен результат работы нейронной модели LSTM.

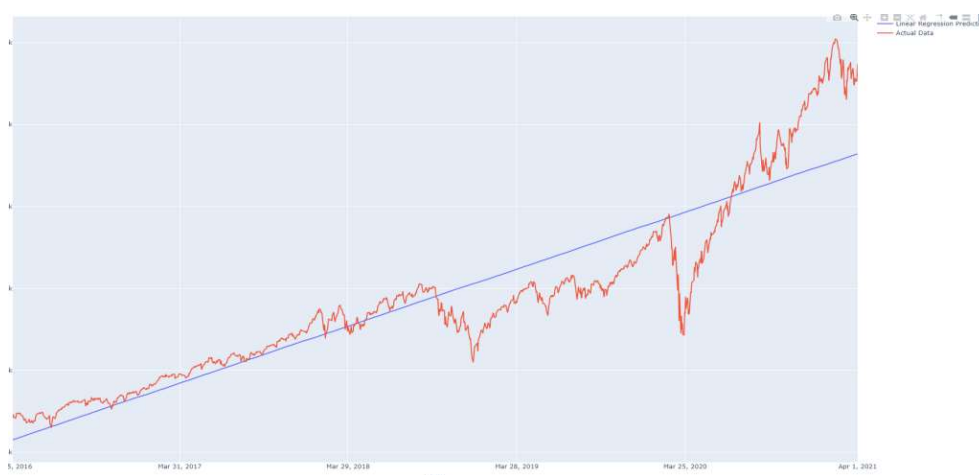


Рисунок 3 – График цен закрытия биржи NASDAQ с 2016 года по настоящее время

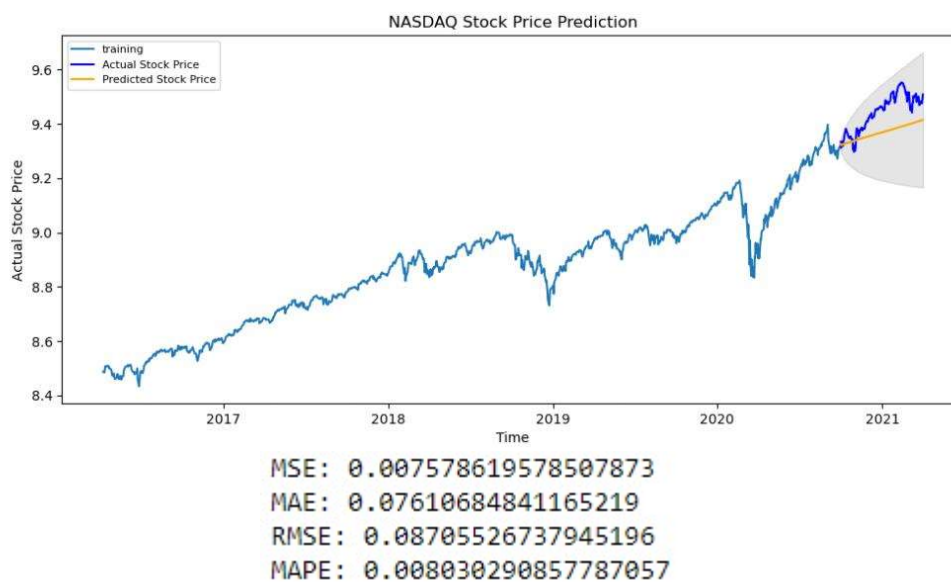


Рисунок 4 – Результат тестирования модели ARIMA



MSE: 37046.55091914236
MAE: 155.78831996600277
RMSE: 192.47480593351005
MAPE: 0.012366517663812646

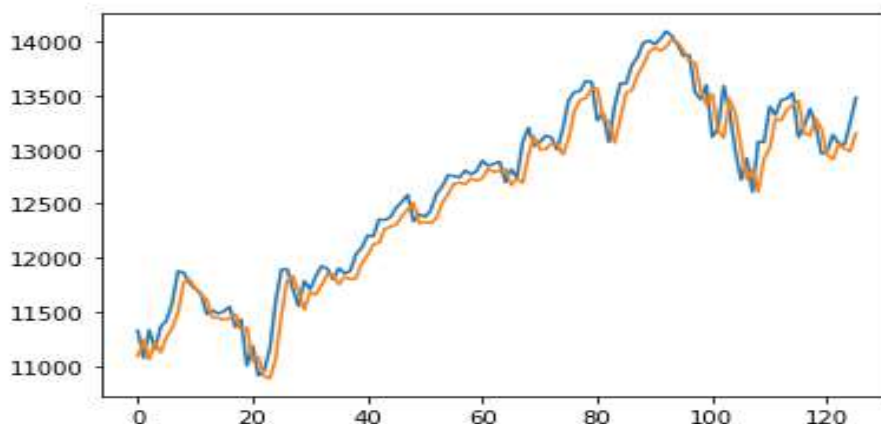


Рисунок 5 – Результат тестирования модели LSTM

Литература

1. Айвазян С.А. Прикладная статистика [Текст] // Основы эконометрики. Том 2. — М.: Юнити-Дана, 2001. — 432 с. — ISBN 5-238-00305-6.
2. Understanding LSTM Networks [Электронный ресурс]. — URL: <http://colah.github.io/posts/2015-08-Understanding-LSTMs/> (дата обращения: 10.03.2021).
3. Dickey D. A. and Fuller W. A. [Текст] // Distribution of the Estimators for Autoregressive Time Series with a Unit Root // Journal of the American Statistical Association. — 74. — 1979. — p. 427—431.

Г.А. Саитова, А.В. Елизарова

НЕЙРОСЕТЕВАЯ МОДЕЛЬ ДЛЯ ОЦЕНКИ СОСТОЯНИЯ ЗАРЯЖЕННОСТИ ЛИТИЙ-ИОННОГО АККУМУЛЯТОРА

(Уфимский государственный авиационный технический университет)

Аккумуляторные батареи имеют большое значение в современной жизни. Они широко применяются как источники питания в самых различных областях, например, для цифровой техники, гражданской/военной авиации, подводных лодок, устройств специального назначения, автономных объектов и т.д. Высокоэнергоемкие системы, к которым относятся литий-ионные аккумуляторы (ЛИА) и батареи из них, являются системами повышенной пожароопасности. Для безопасной эксплуатации таких систем необходимо строго соблюдать режимы разряда и заряда батареи, для предотвращения необратимой деградации емкости, выхода из строя и даже возгорания батареи из-за неконтролируемого саморазогрева (теплового разгона).